

基于增强多视图与对比学习的图卷积网络在高光谱图像分类中的应用

李计成¹, 裴来凡¹, 李天聪¹, 望超², 蔡之华¹

(1. 中国地质大学(武汉) 计算机学院, 湖北 武汉 430078;
2. 武汉工程科技学院 计算机与人工智能学院, 湖北 武汉 430200)

摘要: 为应对图卷积网络在对比学习中依赖局部空间关系、难以有效挖掘高光谱图像全局监督信息的不足, 提出基于增强多视图与对比学习的图卷积网络EMCL-GCN, 并将其应用于高光谱图像分类。首先, 运用超像素分割算法构建超像素图结构; 其次, 设计自适应图增强方法, 从局部空间和全局光谱两个维度进行特征增强; 再次, 设计多图协同注意融合模块, 结合空间—光谱先验知识实现特征融合; 最后, 通过分类器预测测试样本类别。在Indian Pines和University of Pavia标准高光谱数据集上的实验结果表明, EMCL-GCN的分类精度分别比表现最佳的对照方法提升了1.10%和0.94%, 分类结果图亦比对照算法更逼近真实标签图。

关键词: 高光谱图像分类; 图卷积网络; 对比学习; 特征增强; 注意力融合

DOI: 10.11907/rjdk.251187

扫描二维码阅读全文:



中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1672-7800(2026)006-0166-07

Enhanced Multiview and Contrast Learning-based Graph Convolutional Network for Hyperspectral Image Classification

LI Jicheng¹, PEI Laifan¹, LI Tiancong¹, WANG Chao², CAI Zhihua¹

(1. School of Computer Science, China University of Geosciences (Wuhan), Wuhan 430078, China;
2. School of Computer and Artificial Intelligence, Wuhan University of Engineering Science, Wuhan 430200, China)

Abstract: In order to solve the problem that the graph convolution network relies on local spatial relations in contrast learning and is difficult to effectively mine the global supervision information of hyperspectral images, a graph convolution network EMCL-GCN based on enhanced multi view and contrast learning is proposed and applied to hyperspectral image classification. In this method, firstly, the super pixel segmentation algorithm is used to construct the super pixel graph structure; Secondly, an adaptive image enhancement method is designed to enhance features from two dimensions of local space and global spectrum; Thirdly, a multi map collaborative attention fusion module is designed, which combines spatial spectral prior knowledge to achieve feature fusion; Finally, the classifier is used to predict the test sample category. The experimental results on Indian Pines and University of Pavia standard hyperspectral datasets show that the classification accuracy of EMCL-GCN is 1.10% and 0.94% higher than that of the best comparison method, respectively, and the classification result map is also closer to the real label map than that of the comparison algorithm.

Key Words: hyperspectral image classification; graph convolutional networks; contrastive learning; feature enhancement; attention fusion

收稿日期: 2025-04-25

基金项目: 国家自然科学基金项目(61973285)

作者简介: 李计成(2000-), 男, 中国地质大学(武汉)计算机学院硕士研究生, 研究方向为深度学习、高光谱图像处理; 裴来凡(1997-), 女, 中国地质大学(武汉)计算机学院博士研究生, 研究方向为机器学习; 李天聪(1997-), 男, 中国地质大学(武汉)计算机学院博士研究生, 研究方向为深度学习、高光谱图像处理; 望超(1990-), 男, 硕士, 武汉工程科技学院计算机与人工智能学院讲师, 研究方向为机器学习、演化算法; 蔡之华(1963-), 男, 博士, 中国地质大学(武汉)计算机学院教授、博士生导师, 研究方向为机器学习、演化算法、高光谱图像处理。本文通讯作者: 蔡之华。

0 引言

高光谱图像(Hyperspectral Images, HSI)拥有连续且密集的光谱波段,能够捕获地物详细的光谱信息。对HSIs进行分类,即为图像中的每个像素赋予一个特定类别标签,该技术已广泛应用于精准农业、环境监测等领域^[1]。由于HSIs具有高维光谱波段和复杂的空间结构,对其进行准确分类仍然具有一定挑战性,尤其是在训练样本有限的情况下。

现有HSIs分类方法主要分为机器学习和深度学习两大类。机器学习方法,如支持向量机(Support Vector Machine, SVM)和随机森林(Random Forest, RF),受限于高维性和噪声,依赖预提取特征的判别性,分类精度有限^[2-3]。相比之下,深度学习方法,如卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)^[4-5]、图卷积网络(Graph Convolutional Network, GCN)^[6-7]和对比学习^[8]等,通过自动学习层次特征显著提升了分类性能,其中GCN能有效拟合不规则空间结构,并建模标记与未标记数据的潜在关系^[9-10]。例如,Liu等^[11]提出的快速动态GCN与CNN并行网络(Fast Dynamic Graph Convolutional Network and CNN Parallel Network, FDGC)和Gao等^[12]提出的多尺度随机形状CNN与GCN融合网络(Multi-scale Random-shape Convolution and Adaptive Graph Convolution Fusion Network, MRCAGCFN)以像素为节点构建图,但计算复杂度较高。Yang等^[13]提出的全局局部GCN(Global-to-local Graph Convolutional Network, GoLoG)和Zhou等^[14]提出的注意多跳GCN与多尺度CNN融合网络(Attention Multihop Graph and Multiscale Convolutional Fusion Network, AMGCFN)利用超像素分割聚合同质像素,降低节点数。Zhang等^[15]提出的端到端多跳GCN网络(End-to-end Mixhop Superpixel-based Graph Convolutional Network, EMS-GCN)通过可学习的超像素分割自适应优化图结构。然而,这些方法多依赖于预定义的算法来构建图结构,容易从局部区域纳入异质邻居,从而导致邻域信息聚合不足。

对比学习通过构建和比较实例判别任务生成的正负样本对来训练模型,能在不需要大量标记数据集的情况下学习有用的特征表示。目前,用于HSIs分类的对比学习方法大致可以分为两类:具有预训练和微调过程的两阶段模型,以及端到端模型^[16-17]。针对第一类,Hou等^[18]提出的自监督对比学习(Self-supervised Contrastive Learning, SSCL)采用典型的两阶段训练策略,使用大量未标记样本进行预训练,然后使用少量标记样本对完成预训练的模型进行微调。第二类的代表性方法包括基于对比学习的GCN(Contrastive Graph Convolutional Network, ConGCN)^[19]、基于无监督多视图的图对比特征学习(Unsuper-

vised Multiview Graph Contrastive Feature Learning, UMGC)^[20]、基于注意融合与对比学习的GCN(Contrastive Multiview Subspace Clustering based on Graph Convolutional Networks, CMSCGC)^[16]等。然而,上述方法仅利用HSIs中的局部空间关系,忽略了全局关系的重要性;且未充分利用多视图的互补信息,可能导致重要信息丢失。

为克服现有方法的局限性,本文提出一种基于增强多视图与对比学习的图卷积网络(Enhanced Multiview and Contrast Learning based Graph Convolutional Network, EMCL-GCN)用于高光谱图像分类。首先,利用超像素分割算法将高光谱图像划分为紧凑的超像素区域,构建以超像素为节点的初始图;其次,设计局部和全局增强方法,分别生成局部空间增强图和全局光谱增强图,通过对比学习最大化视图间的一致性;最后,采用多图协同注意融合模块自适应融合从多视图中提取的互补性信息,通过学习更具判别性的特征表示来提升分类性能。

1 理论基础

为了在对比学习算法的特征学习过程中最大化正样本之间的相似度,同时最小化负样本之间的语义一致性,现有方法通常利用对比损失指导网络学习到更具判别性的特征表示^[19,21]。具体来说,分别计算两个视图的无监督对比损失,然后组合得到总体的对比损失函数。两个视图的对比损失公式为:

$$L_{\text{cont}}^l(N_i) = -\frac{1}{2N} \log \frac{e^{\langle \mathbf{H}_i^l, \mathbf{H}_i^l \rangle}}{\sum_{j=1}^N e^{\langle \mathbf{H}_i^l, \mathbf{H}_j^l \rangle}} \quad (1)$$

$$L_{\text{cont}}^g(N_i) = -\frac{1}{2N} \log \frac{e^{\langle \mathbf{H}_i^g, \mathbf{H}_i^g \rangle}}{\sum_{j=1}^N e^{\langle \mathbf{H}_i^g, \mathbf{H}_j^g \rangle}} \quad (2)$$

式中: $\mathbf{H}_i^l$ 和 $\mathbf{H}_i^g$ 分别表示从不同视图中学习的图节点 N_i 的特征表示; $\langle \cdot \rangle$ 表示内积。

通过对同一批次中所有样本的损失求和得到最终的对比损失函数,表示为:

$$L_{\text{cont}} = \sum_{i=1}^N (L_{\text{cont}}^l(N_i) + L_{\text{cont}}^g(N_i)) \quad (3)$$

通过最小化对比损失 L_{cont} 可以提高模型提取判别性特征的能力,并进一步改善后续的分类性能。

2 EMCL-GCN算法

EMCL-GCN算法流程如图1所示,分为超像素图构造、特征增强、对比学习和特征融合4个部分。首先,利用线性判别分析(Linear Discriminant Analysis, LDA)和简单线性迭代聚类(Simple Linear Iterative Clustering, SLIC)算法对HSIs数据进行预处理,构建以超像素为节点的图结构;其次,进行局部和全局特征增强,并进行对比学习;最后,融合从多视图中学习的特征,并通过Softmax分类器预

测类标签。

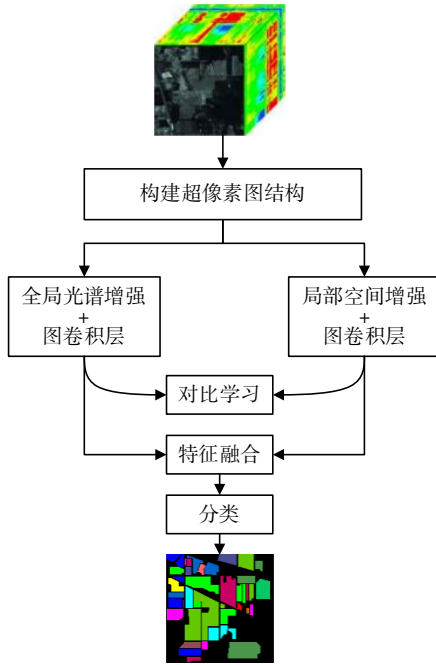


Fig. 1 Flow of EMCL-GCN algorithm

图1 EMCL-GCN算法流程

2.1 超像素图构造

对于原始 HSI 数据 $X \in \mathbb{R}^{H \times W \times b}$, 首先使用 LDA 算法得到判别分量 I_f , 该分量保留了 HSI 最重要的特征; 其次使用 SLIC 算法对 I_f 进行聚类, 得到 N 个超像素块。计算公式为:

$$C_i = \arg \min_{c_j} \left(d_{\text{color}}(p_i, c_j) + \frac{\lambda}{S} d_{\text{spatial}}(p_i, c_j) \right) \quad (4)$$

式中: C_i 表示第 i 个像素点所属的超像素块; $d_{\text{color}}(p_i, c_j)$ 表示像素点 p_i 与超像素中心 c_j 在颜色空间中的距离; $d_{\text{spatial}}(p_i, c_j)$ 表示像素 p_i 与超像素中心 c_j 在空间位置上的距离; λ 为控制超像素分割尺度的参数; S 为超像素块的初始网格间距, 由 $S = \sqrt{\frac{H \times W}{N}}$ 得到。根据超像素分割结果可以得到像素与超像素的关联矩阵 $Q \in \mathbb{R}^{HW \times N}$, 其中 N 表示超像素节点数量。

HSI 的像素特征 X 经过编码可以得到超像素特征 $H \in \mathbb{R}^{N \times b}$ 。同样地, 可以将超像素特征解码回像素特征, 计算公式为:

$$H = \text{Encoder}(X'; Q) = Q^T X' \quad (5)$$

$$\tilde{X} = \text{Decoder}(H; Q) = QH \quad (6)$$

式中: $X' \in \mathbb{R}^{HW \times b}$ 为 X 改变形状后的特征。根据超像素分割结果, 首先构造一个二元邻接矩阵 $A \in \mathbb{R}^{N \times N}$ 来反映初始超像素图结构, 如果第 i 个超像素与第 j 个超像素相邻, 则 $A_{ij}=1$, 否则为 0。其计算公式为:

$$A_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{if } N_i \text{ and } N_j \text{ are adjacent} \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (7)$$

然而, 为所有相邻超像素对分配相同的边权重是不合

理的。因此, 本文设计自适应增强算法, 分别从局部空间和全局光谱的角度更新超像素图结构。

2.2 多视图增强

为了同时学习 HSI 的局部和全局上下文信息, EMCL-GCN 中首先采用局部空间增强和全局光谱增强方法对初始超像素图结构进行增强; 其次采用两层 GCN 从增强图中提取超像素特征。

2.2.1 局部空间增强

为了得到更加准确的增强图, 需要自适应地强调或削弱初始超像素图结构中的某些边。本文通过超像素特征的内嵌点积 A' 来细化超像素的局部邻接关系。其计算公式为:

$$A'_{ij} = \begin{cases} \text{Sigmoid}((W_{\varphi} H_i^{(l)})(W_{\psi} H_j^{(l)})), & \text{if } A_{ij} = 1 \\ \alpha, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

式中: $W_{\varphi} H_i^{(l)}$ 和 $W_{\psi} H_j^{(l)}$ 为两个具有共享权重的嵌入; A'_{ij} 表示超像素 i 与超像素 j 之间学习到的边权; Sigmoid 函数用于防止数值不稳定; α 为一个较小的数值, 如 10^{-5} 。

为避免过多的权重变化影响超像素的内在特征, 加入单位矩阵 I , 对超像素邻接矩阵 A 进行权重更新, 得到局部空间增强后的邻接矩阵。表示为:

$$A' = \text{Sigmoid}(A \circ A' + I) \quad (9)$$

式中: $\circ$ 表示 Hadamard 乘积, 用于逐元素乘积; Sigmoid 函数可以保证邻接矩阵 A' 中的所有元素值位于 $[0, 1]$ 区间。变换之后的图卷积操作可定义为:

$$H' = \sigma(A' H W^l) \quad (10)$$

式中: $H' \in \mathbb{R}^{N \times C}$, 表示从局部空间增强图中学习的超像素特征; W^l 表示权重矩阵; σ 表示激活函数; C 表示图卷积提取的超像素特征维度。

2.2.2 全局光谱增强

为充分利用全局空间光谱信息, 利用余弦相似度从全局为每个超像素选取邻域, 以构建全局图结构 A^g 。计算目标超像素 N_i 与其他所有超像素的相似度 S_{ij} 。公式为:

$$S_{ij} = \frac{(H_i)^T \cdot H_j}{\|H_i\| \|H_j\|} \quad (11)$$

式中: H_i 和 H_j 分别表示第 l 层超像素 N_i 和超像素 N_j 的特征向量; $\|\cdot\|$ 表示超像素特征的范围。

为每一个超像素的相似度矩阵 S_i 保留最为相似的 $k=5$ 个邻居, 余下的相似度置为 α (一个较小的数值, 如 10^{-5})。如此以来, 可以得到全局图结构 A^g , 并得到相应的图卷积操作, 表示为:

$$H^g = \sigma(A^g H W^g) \quad (12)$$

式中: $H^g \in \mathbb{R}^{N \times C}$, 表示从全局光谱增强图中学习的超像素特征; W^g 表示权重矩阵。

2.3 特征融合

增强多视图中的图结构反映了超像素区域之间的空间和光谱关系, 这些关系是 HSI 分类的重要先验知识。为

充分利用这些先验知识,本文通过结合多视图的图结构来生成协同注意权重 $W \in \mathbb{R}^{N \times N}$,以捕获两种图结构的局部一致性。表示为:

$$W = \text{Sigmoid}(\text{Conv}(A^l \circ A^s)) \quad (13)$$

式中: $\text{Conv}(\cdot)$ 为 1×1 卷积运算。若两个超像素在两种图结构中均为邻居,则二者相似性高。

基于提取的两组特征和协同注意权重生成融合权重,自适应地选择两组特征的贡献,避免简单加权平均导致的信息损失。计算公式为:

$$G = \sigma(W'[H^l // H^s] + b') \quad (14)$$

式中: $W' \in \mathbb{R}^{2C \times C}$, 为可学习的参数矩阵; b' 为偏置; $//$ 表示逐列连接。

充分利用图结构先验信息以及不同超像素结构的互补信息可以更好地捕捉超像素局部和全局空间光谱特征,提升模型的泛化能力。因此,多图协同注意融合模块可表示为:

$$F = W \cdot (G \circ H^l) + (1 - W) \cdot ((1 - G) \circ H^s) \quad (15)$$

综上所述,EMCL-GCN算法的伪代码为:

输入:高光谱图像数据 X , 标签矩阵 Y , 超像素分割尺度 λ , 迭代次数 T

输出:测试数据的预测标签

1. 根据LDA和SLIC算法得到关联矩阵 Q 和邻接矩阵 A
2. 根据公式(4)得到超像素特征 H
3. FOR $i = 1$ TO T DO
4. 通过公式(9)和(11)得到两个增强图 A^l 和 A^s
5. 通过公式(10)和(12)分别得到超像素特征 H^l 和 H^s
6. 通过公式(15)得到融合特征 F
7. 通过公式(3)计算对比损失,反向传播更新网络参数
8. END

3 实验方法与结果分析

3.1 实验设置

所有实验均在使用E5-2643V3 CPU, NVIDIA GeForce RTX 1080Ti GPU 和 64 G 的平台上进行。为保证模型可以充分学习并收敛至理想状态,学习率和最大迭代次数分别设置为0.01和4 000。

3.2 数据集

采用以下两个数据集进行实验:①Indian Pines数据集包含16个类别的10 366个样本,大小为 145×145 像素,在去除信噪比低和水蒸气吸收干扰的波段后保留了200个波段,光谱范围为 $0.4 \sim 2.5 \mu\text{m}$,空间分辨率为20 m;②University of Pavia数据集包含9个类别的42 776个样本,大小为 610×340 像素,在去除干扰波段后剩余103个波段,光谱范围为 $0.43 \sim 0.86 \mu\text{m}$,空间分辨率为1.3 m。

3.3 基线模型与评价指标

为验证EMCL-GCN在HSIs分类中的有效性和通用

性,将其与5种最新方法进行比较,分别为MRCAGCFN^[12]、GoLoG^[13]、AMGCFN^[14]、EMS-GCN^[15]和ConGCN^[19]。其中,EMS-GCN和GoLoG为GCN方法,MRCAGCFN和AMGCFN为CNN与GCN的融合方法,ConGCN为基于对比学习的GCN方法。实验主要验证以下内容:①与EMS-GCN和GoLoG比较,EMCL-GCN在局部和全局特征提取上的优势;②与MRCAGCFN和AMGCFN比较,EMCL-GCN在自适应特征融合上的优越性;③与ConGCN比较,EMCL-GCN在特征增强与融合上的提升。使用总体准确率(Overall Accuracy, OA)、平均准确率(Average Accuracy, AA)和Kappa系数3个指标对各方法的性能进行评估。

3.4 参数敏感性分析

为分析超像素分割尺度 λ 对EMCL-GCN性能的影响并确定其最优值,在Indian Pines和University of Pavia两个数据集上分别测试 λ 取100、200、300、400和500时的分类性能。为确保与后续实验的可比性,两个数据集均按每类随机选取5个标记样本进行训练,其余作为测试集,实验结果如图2所示。可以看出,两个数据集均在 $\lambda = 100$ 时取得最高OA,这一现象与数据集特性密切相关。University of Pavia数据集规模较小,像素区域内类别分布较为复杂,当 λ 增大时,超像素内部易混入异类像素,导致类别噪声干扰后续图卷积操作,分类性能显著下降。而Indian Pines数据集的同类别像素多聚集成同质区域,当 λ 在100~300范围内时,超像素内部异质性较低,分类性能保持稳定;但当 λ 超过300时,异质像素的引入会降低图结构质量,进而导致分类性能下降。综上所述,在两个高光谱数据集上,EMCL-GCN算法均在 $\lambda = 100$ 时取得较高的分类精度,因此选取 $\lambda = 100$ 来构造超像素图结构。

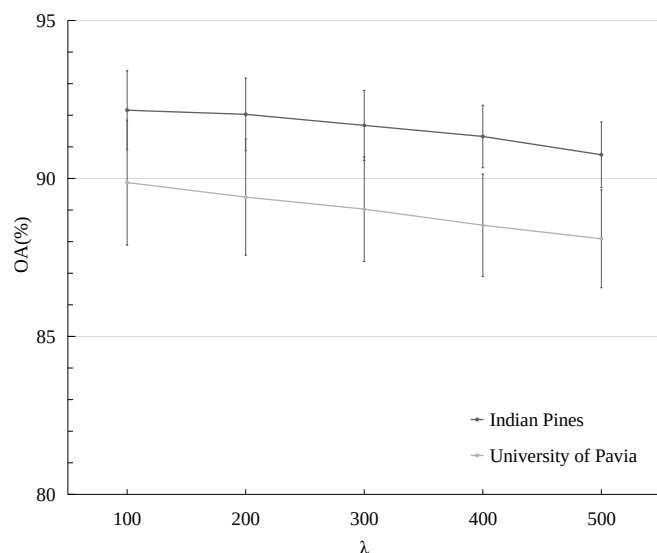


Fig. 2 Parameter analysis on Indian Pines and University of Pavia datasets

图2 Indian Pines和University of Pavia参数分析

3.5 实验结果分析

在 Indian Pines 和 University of Pavia 数据集上,按照每类随机选取 5 个样本作为训练集,其余作为测试集的方式进行各算法的比较实验。结果见表 1 和表 2。由于实验环境的差异性和数据的随机性,结果与文献值存在合理波动。在基于 GCN 的方法中,EMS-GCN 和 GoLoG 利用了 HSI 的拓扑结构信息,但其依赖超像素分割算法构建图,缺乏全局特征提取,导致分类性能受限。MRCAGCFN 和 AMGCFN 通过 CNN 和 GCN 分别提取像素和超像素特征,并进行自适应增强,改善了分类效果,然而其融合阶段未充分利用空间—光谱先验知识,分类性能提升不够显著。相比之下,对比学习方法 ConGCN 采用半监督对比损失,同时利用未标记数据和和标记数据中的监督信息,表现出优异的分类性能,然而当类别样本分布不均衡时,ConGCN 对部分类别的分类能力有所不足。

Table 1 Comparison of classification accuracy of different algorithms on Indian Pines dataset

表 1 不同算法在 Indian Pines 数据集上的分类结果比较

类别	样本设置		分类方法					
	训练	测试	EMS-GCN	GoLoG	AMGCFN	MRCAGCFN	ConGCN	EMCL-GCN
1	5	41	95.12	100.00	100.00	95.83	90.24	100.00
2	5	1 423	66.14	72.95	61.14	59.67	91.81	90.88
3	5	825	72.57	83.73	85.67	71.58	93.19	89.23
4	5	232	77.15	64.01	83.84	97.79	100.00	96.30
5	5	478	79.75	79.97	65.40	84.24	95.74	95.67
6	5	725	76.86	92.03	93.97	93.81	97.83	98.47
7	5	23	96.73	90.00	100.00	100.00	86.94	87.37
8	5	473	96.40	100.00	99.14	100.00	100.00	100.00
9	5	15	100.00	100.00	100.00	92.50	100.00	100.00
10	5	967	64.65	76.83	77.87	85.83	83.14	89.28
11	5	2 450	81.50	58.84	64.58	65.77	88.45	91.12
12	5	588	67.43	98.31	63.12	85.07	78.57	89.05
13	5	200	99.50	98.22	99.74	100.00	100.00	100.00
14	5	1 260	76.11	97.01	99.79	70.63	98.40	99.65
15	5	381	94.09	98.09	99.73	76.59	98.47	99.33
16	5	88	96.59	100.00	99.70	96.68	100.00	100.00
OA/%			76.78	79.83	78.11	75.71	91.06	92.16
AA/%			83.78	88.12	87.12	86.00	93.03	95.16
Kappa/%			73.81	77.39	75.38	72.84	89.98	92.52

整体来看,EMCL-GCN 在两个数据集上的表现均超越上述方法。具体而言,在 Indian Pines 数据集上,相较于表现最佳的对照算法 ConGCN,EMCL-GCN 在 OA、AA 和 Kappa 上分别提升了 1.10%、2.13% 和 2.54%,验证了其在全局特征提取与特征融合上的优势。在 University of Pavia 数据集上,相较于表现最佳的对照算法 AMGCFN,EMCL-GCN 在 OA、AA 和 Kappa 上分别提升了 0.94%、1.54% 和

Table 2 Comparison of classification accuracy of different algorithms on University of Pavia dataset

表 2 不同算法在 University of Pavia 数据集上的分类结果比较

类别	样本设置		分类方法					
	训练	测试	EMS-GCN	GoLoG	AMGCFN	MRCAGCFN	ConGCN	EMCL-GCN
1	5	6 626	80.47	98.59	81.60	90.47	67.92	96.84
2	5	18 644	83.03	92.71	76.65	76.17	95.64	85.12
3	5	2 094	93.26	90.45	92.20	99.05	98.80	94.73
4	5	3 059	93.58	84.50	91.99	94.57	96.27	81.35
5	5	1 240	99.27	91.87	97.98	100.00	100.00	98.61
6	5	5 024	88.76	91.42	96.78	93.68	100.00	89.87
7	5	1 325	99.67	100.00	98.11	100.00	99.92	100.00
8	5	3 677	91.22	88.84	94.77	99.14	85.64	92.11
9	5	942	96.07	92.87	94.05	98.36	80.27	93.17
OA/%			86.58	88.88	88.93	86.82	88.52	89.87
AA/%			91.73	91.70	92.02	94.60	92.24	93.74
Kappa/%			82.85	86.73	85.65	83.26	87.48	88.20

2.55%,凸显了利用先验信息实现自适应特征融合的优越性。以上结果充分证明了 EMCL-GCN 在特征提取、增强与融合方面的显著优势。

为直观展示定量实验结果,通过可视化分类图分析比较不同方法在 Indian Pines 和 University of Pavia 数据集上的表现,结果如图 3 和图 4 所示,图中附有真实标签图。在基于 GCN 的方法中,EMS-GCN 和 GoLoG 受限于局部空间关系,未能充分提取全局结构信息,导致分类图中存在较多噪声。MRCAGCFN 和 AMGCFN 通过提取像素和超像素特征改善分类图效果,与定量结果相符,但其类别边界仍受超像素分割影响,自适应融合能力有限。对比学习方法 ConGCN 的可视化效果优于基于 GCN 的方法,符合表 1 和表 2 的定量数据,凸显其特征学习能力。相比之下,EMCL-GCN 的分类图最接近真实标签图,具体表现为:相较于 EMS-GCN 和 GoLoG,其噪声显著减少,验证了局部和全局特征提取的优势;相较于 MRCAGCFN 和 AMGCFN,其边界划分更精确,体现了特征增强和自适应特征融合的优越性;相较于 ConGCN,其误分类频率和面积显著降低,证明了特征增强与融合对分类效果的提升作用。以上结果进一步证实了 EMCL-GCN 在提取全局信息和提升分类性能方面的有效性与优越性。

为验证 EMCL-GCN 在不同训练样本设置下的分类性能,在两个数据集上使用不同数量的标记样本进行比较实验。每个数据集的标记样本数量分别选取 5、10、15、20、25 和 30 时,各算法的分类精度如图 5 所示。可以看出,在较多的训练样本下,所有方法均表现良好,特别是在每类 30 个样本的设置下,所有方法均取得最高的分类精度。随着用于训练的标记样本数量的减少,所有方法的性能均出现不同程度的下降,但 EMCL-GCN 始终能取得优于其他方法的分类效果,证实了其在不同标记样本条件下的鲁棒性。

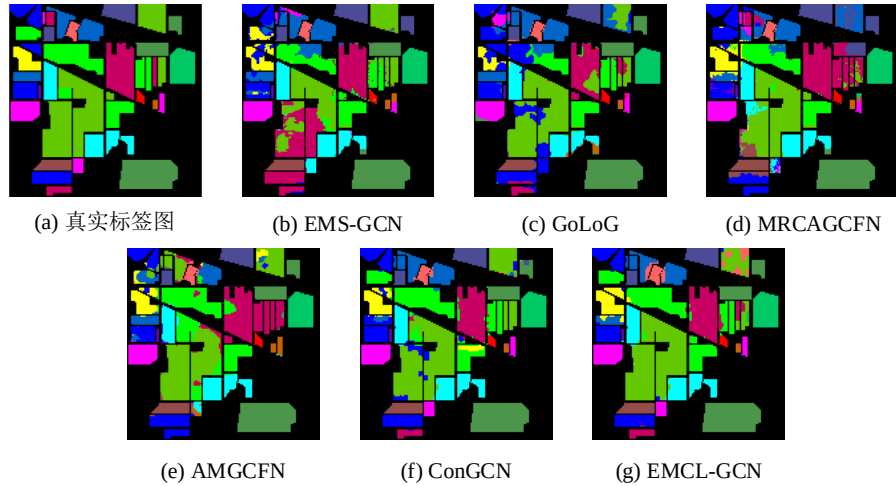


Fig. 3 Visual classification results on Indian Pines dataset

图 3 Indian Pines数据集可视化分类结果

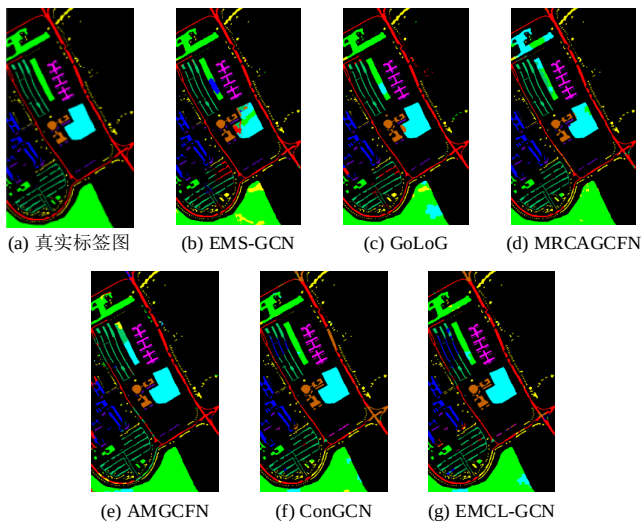


Fig. 4 Visual classification results on University of Pavia dataset

图 4 University of Pavia数据集可视化分类结果

4 结语

针对HSIs分类问题,本文提出一种基于增强多视图与对比学习的图卷积网络EMCL-GCN。首先,通过自适应特征增强策略构建局部增强图和全局增强图,以提升局部和全局特征的提取能力,并利用对比学习挖掘多视图间的一致性与互补性信息;其次,结合不同视图对分类任务的贡献差异,设计了多图联合注意融合模块,同时融入空间—光谱先验知识,对两个分支的特征进行有效融合,并通过对比损失优化网络参数。实验结果表明,EMCL-GCN在特征提取、增强与融合方面表现出色,分类精度显著优于对照方法。然而,该方法仍存在一定局限性,如未充分利用样本的局部光谱信息。后续研究将引入像素级特征,或结合CNN捕获局部光谱信息,以进一步提升模型性能。

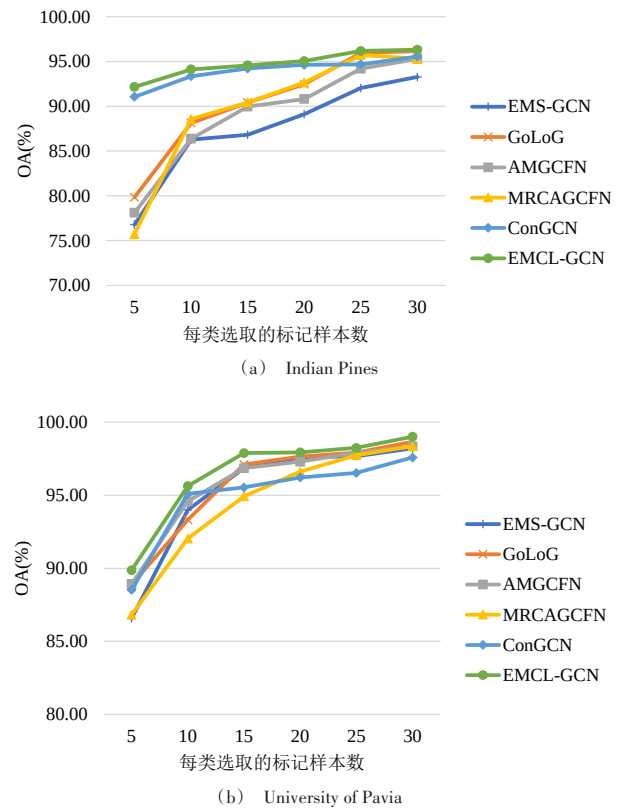


Fig. 5 OAs of various methods under different numbers of labeled examples on Indian Pines and University of Pavia datasets

图 5 不同算法在 Indian Pines 和 University of Pavia 数据集上不同训练样本设置下的分类精度

参考文献:

- [1] LI S, SONG W, FANG L, et al. Deep learning for hyperspectral image classification: an overview[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2019, 57(9): 6690–6709.
- [2] MELGANI F, BRUZZONE L. Classification of hyperspectral remote sensing images with support vector machines[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2004, 42(8): 1778–1790.

- [3] BELGIU M, DRĂGUT L. Random forest in remote sensing: a review of applications and future directions[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2016, 114: 24–31.
- [4] ZHONG Z, LI J, LUO Z, et al. Spectral-spatial residual network for hyperspectral image classification: a 3-D deep learning framework[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2018, 56(2): 847–858.
- [5] SHI C, LIAO D, ZHANG T, et al. Hyperspectral image classification based on expansion convolution network[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2022, 60: 1–16.
- [6] WAN S, YANG J, GONG C. Advances of hyperspectral image classification based on graph neural networks[J]. Acta Electronica Sinica, 2023, 51(6): 1687–1709.
万升, 杨健, 宫辰. 基于图神经网络的高光谱图像分类研究进展[J]. 电子学报, 2023, 51(6): 1687–1709.
- [7] WU G, AL-QANESS M A A, AL-ALIMI D, et al. Hyperspectral image classification using graph convolutional network: a comprehensive review[J]. Expert Systems with Applications, 2024, 257: 125106.
- [8] KHOSLA P, TETERWAK P, WANG C, et al. Supervised contrastive learning[C]//Proceedings of the 34th International Conference on Neural Information Processing Systems, 2020: 18661–18673.
- [9] WAN S, GONG C, ZHONG P, et al. Multiscale dynamic graph convolutional network for hyperspectral image classification[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2020, 58(5): 3162–3177.
- [10] HONG D, GAO L, YAO J, et al. Graph convolutional networks for hyperspectral image classification[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2021, 59(7): 5966–5978.
- [11] LIU Q, DONG Y, ZHANG Y. A fast dynamic graph convolutional network and CNN parallel network for hyperspectral image classification[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2022, 60: 1–15.
- [12] GAO H, SHENG R, CHEN Z, et al. Multiscale random-shape convolution and adaptive graph convolution fusion network for hyperspectral image classification[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2024, 62: 1–17.
- [13] YANG B, YE H, LI M, et al. GoLoG: global-to-local decoupling graph network with joint optimization for hyperspectral image classification[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2023, 61: 1–14.
- [14] ZHOU H, LUO F, ZHUANG H, et al. Attention multihop graph and multiscale convolutional fusion network for hyperspectral image classification[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2023, 61: 1–14.
- [15] ZHANG H, ZOU J, ZHANG L. EMS-GCN: an end-to-end mixhop superpixel-based graph convolutional network for hyperspectral image classification[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2022, 60: 1–16.
- [16] GUAN R, LI Z, TU W, et al. Contrastive multiview subspace clustering of hyperspectral images based on graph convolutional networks[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2024, 62: 1–14.
- [17] GUAN P, LAM E Y. Progressive self-supervised pretraining for hyperspectral image classification[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2024, 62: 1–13.
- [18] HOU S, SHI H, CAO X, et al. Hyperspectral imagery classification based on contrastive learning[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2022, 60: 1–13.
- [19] YU W, WAN S, LI G, et al. Hyperspectral image classification with contrastive graph convolutional network[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2023, 61: 1–15.
- [20] CHANG Y, LIU Q, ZHANG Y, et al. Unsupervised multiview graph contrastive feature learning for hyperspectral image classification[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2024, 62: 1–14.
- [21] ZHAO L, LUO W, LIAO Q, et al. Hyperspectral image classification with contrastive self-supervised learning under limited labeled samples[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2022, 19: 1–5.

(责任编辑:尹晨茹)